

令和 2 年度 修士論文

対戦して手強いガイスターAI の開発

電気通信大学 情報理工学研究科
情報・ネットワーク工学専攻 コンピュータサイエンスプログラム

学籍番号 1931012

氏名 伊藤 篤志

主任指導教員	伊藤 毅志	准教授
指導教員	岩崎 英哉	教授

2021 年 1 月 25 日

目次

1 章	序論.....	3
1.1	背景	3
1.2	目的	3
1.3	構成	3
2 章	関連知識	5
2.1	ガイスター	5
2.1.1	概要	5
2.1.2	ルール	5
2.1.3	既知の戦略, 戦術.....	6
3 章	関連研究	9
3.1	強いガイスターAI に関する研究.....	9
3.1.1	ゲーム木探索を用いた AI の研究.....	9
3.1.2	機械学習を用いた AI の研究.....	9
3.1.3	ルールベースによるガイスターAI の研究.....	10
3.2	ガイスターの駒色推定に関する研究	10
3.2.1	機械学習を用いた推定	10
3.2.2	モンテカルロ法を用いた推定	11
3.3.3	必勝手に基づいた推定	11
4 章	予備実験	13
4.1	目的	13
4.2	手法	13
4.2.1	実験条件	13
4.2.2	実験手順	13
4.3	結果	13
4.4	考察	15
5 章	提案手法	16
5.1	概要	16
5.2	評価関数	18
5.3	実装	19
6 章	既存 AI との対戦実験	20
6.1	目的	20
6.2	対戦 AI.....	20
6.3	結果	20
6.4	考察	21

7 章 評価実験	22
7.1 目的	22
7.2 手法	22
7.2.1 実験条件	22
7.2.2 実験手順	22
7.3 結果と考察	23
7.3.1 事後アンケートの結果と考察	23
8 章 追加実験	26
8.1 目的	26
8.2 評価関数の改良	26
8.3 手法	26
8.4 結果と考察	27
9 章 結論	31
謝辞	32
参考文献	33

1章 序論

1.1 背景

ゲームは、「現実の問題と比較して可能な行動や状態がルールによって限定されている」「結果が勝敗や得点というわかりやすい形で表現され、性能の向上の評価が容易である」などの理由により、人工知能の一つの研究分野として盛んに研究が行われてきた。ゲーム AI を強くするという目標に向けて、二人零和確定完全情報ゲームのチェスを中心に研究が進められてきた。その結果、将棋や囲碁でも人間を超えるゲーム AI が作られるようになっていく[1][2]。特に囲碁はこの種のゲームの中でも最も困難なゲームであるとされてきたが[3]、AlphaZero[4]などの登場により人間を大きく超えるレベルが実現されている、それゆえに、二人零和確定完全情報ゲームにおいて AI は人間を超越したといえる状況にある。

一方、本研究で題材とするガイスターは、二人零和確定不完全情報ゲームに分類されるゲームの一種である。チェスや将棋のように互いの駒を取りあうゲームであるが、相手の駒の種類がわからないという特徴を持ち、「相手の駒を正確に推定する」、「自分の駒を相手に推定させない」といった駆け引きを楽しむゲームとなっている。近年 AI 同士での大会が実施されるなど、ゲーム AI 研究の題材として注目が集まっているが、大会で優勝するような AI であっても、人間と対戦すると勝ち越すことができないことや、対戦していて楽しくないことが報告されており、人間と対戦するのに十分な AI はまだ存在していない。

1.2 目的

本研究では、人間が対戦して楽しく感じさせるガイスターAI を最終目標として、楽しく感じる一つの要素として手強さに着目し、人間が相手にして手強いと感じさせる AI の実現を目指す。ガイスターは、相手の駒の動きからその駒の種類を推定することがゲームにおける一つの醍醐味でもある。ここで手強さを感じさせるためには、相手と駒の色についての読み合いを生じさせることであると考え、そこで、相手の駒の推定に加え、同様の推定を自分の駒に対しても行った結果を利用して着手を決定することで、相手と駒の色の読みあいを生じさせ、人間が手強く感じるようなガイスターAI の構築を目指す。

1.3 構成

1 章では、本研究の背景と目的を説明する。2 章では、本研究の対象であるガイスターの基本的知識とルール、既知の戦略について概説する。3 章では、既存のガイスターAI の研究を紹介する。4 章では、人間同士での対戦における思考を観察した予備実験の結果を示す。5 章では、提案手法であるベイズ推定による駒色推定とその推定値を用いた木探索の手法について詳述し、予測を困難にするための手法についても述べる。6 章では、5 章で述べた手

法を実装した AI を既存の有力 AI と対戦させ、AI 同士での強さについて明らかにする。7 章では、人間との対局実験を紹介し、その結果と考察を述べる。8 章では、7 章の結果を踏まえて提案手法に改良を加えた AI について、人間との対局実験の結果と考察を述べる。9 章では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

2章 関連知識

2.1 ガイスター

2.1.1 概要

ガイスターとは、アレックス・ランドルフによって 1982 年に考案された不完全情報ゲームである[5].

互いに自身の持つ駒を動かしていき、相手の駒を取り合うというチェスライクゲームである。しかし、相手の駒の種類が不明であるため、チェスのように絶対的に強い手が存在せず、予測や騙しによる局面の読み合いが重要となる。

同ゲームは 2017 年より GPW (Game Programming Workshop) 杯, 2018 年より GAT (Game AI Tournament) 杯の種目にも採用されるなど, AI の強さを競う場も設けられるようになっている。一方で, 人間に勝てるようなプログラムは存在せず, AI には多くの改良の余地があると考えられる。

2.1.2 ルール

各プレイヤーは、青駒と赤駒の 2 種類の駒をそれぞれ 4 個ずつ（合計 8 個）所持し、6×6 の盤面の自陣に自由に配置する。このとき、どの駒がどちらの種類であるかは相手には見えないようになっている。対戦前の駒の配置例を図 2-1 に示す。

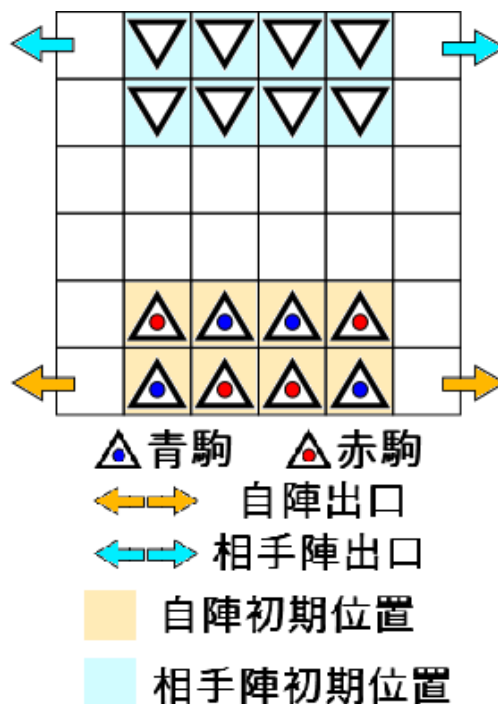


図 2-1 ガイスターの概略図

駒の動ける範囲はいずれも前後左右 1 マスずつであり、ゲームは各プレイヤーが交互に駒を一ついずれかの方向に動かして進行する。

駒を動かす先に相手の駒がある場合、その駒を取ることができ、その駒はそのゲームにおいて盤外に取り除かれ、取った側はその駒の種類を知ることができる。

ゲームの勝利条件は、以下の 3 つのいずれかの達成である。

- a. 自身の青駒を相手陣地側の出口から脱出させる。
- b. 相手の青駒をすべて取る。
- c. 自身の赤駒を相手にすべて取らせる。

2.1.3 既知の戦略、戦術

紫駒戦略

佐藤ら[6]は、ガイスターを完全情報ゲームに変換する手法として紫駒という概念を提案している。紫駒とは、

- ・ 青駒と同様に脱出可能である。
- ・ 相手に取られた場合は赤駒としてカウントされる。

という青駒と赤駒の性質をあわせ持つ駒である。

相手の駒色が未判明の駒を全て紫駒とみなすことで、相手のすべての駒が脱出可能であり、すでに取っている赤駒の数+紫駒を取った数が 4 以上になると負けとなるというように、現在の局面を自分に最も不利な局面の完全情報ゲームに変換することができる。以下、この変換を行った状態からゲーム木探索を行う手法を紫駒探索と呼ぶ。

紫駒探索を用いることで、必勝手の発見や取らないと負けとなる駒の発見が容易となる。

キーパー戦略

末續ら[7]は、図 2-2 に示すように自陣側の出口と隣接するマスに相手駒の脱出を防ぐ役割の駒を配置し、この駒をキーパーと呼称している。

また、伊藤ら[8]は図 2-3 のように駒を配置したキーパー戦略を提案しており、この戦略によって、特定の状況下において相手が必勝手を持つことができないことを示している。

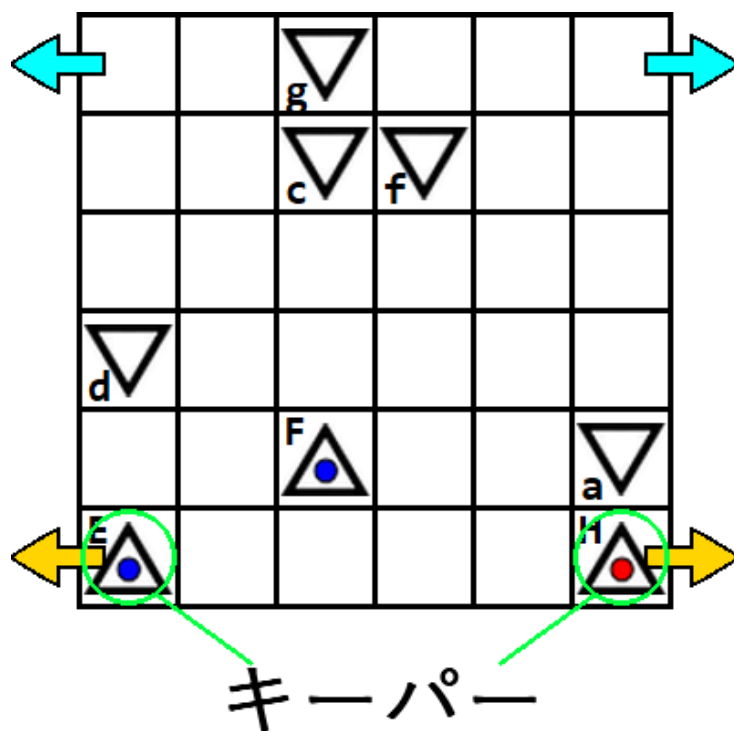


図 2-2 キーパーの例

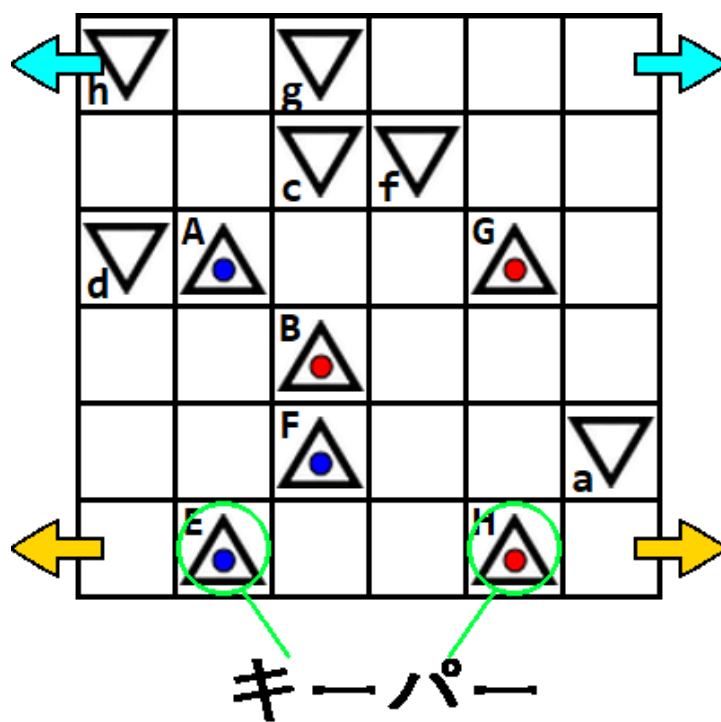


図 2-3 キーパー戦略

猪突戦略

ガイスターにおける初歩的な戦略として、猪突戦略と呼ばれるものが知られている。これは具体的には以下のような戦略である。

- ・ 初期配置は図 2-4 に示す 1 通りとする。
- ・ 最前列に青駒があればそれを近い出口の方に横移動させる。
- ・ 最前列に駒がなければ、自分の青駒のうち最も前にある駒を前に移動させる。複数ある場合はランダムに進める駒を決定する。

猪突戦略は非常に単純な戦略であるが、実装が簡単であることや、相手の脱出を防ごうとする動きが必要とされることなどから、AI の性能を測るために用いられている [9][10][11]。

本研究では、被験者実験の際に被験者に事前に行わせる練習対戦の相手として、猪突戦略 AI を採用している。

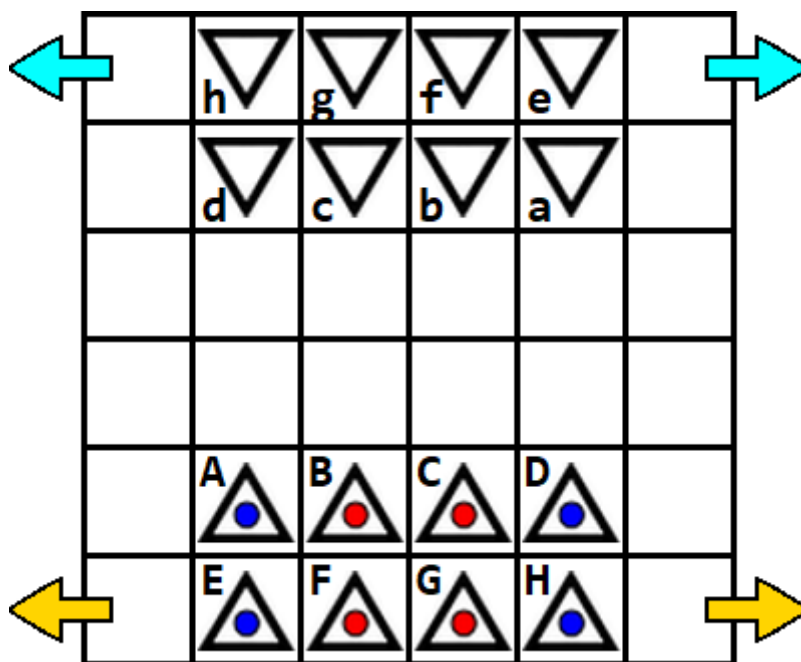


図 2-4 猪突戦略における初期配置

3章 関連研究

3.1 強いガイスターAI に関する研究

3.1.1 ゲーム木探索を用いた AI の研究

川上ら[10]はゲーム木探索を用いてガイスターAI を構築している。通常のゲーム木探索は完全情報を前提としているため、そのままガイスターには適用できない。この問題に対して川上らは、可能性のあるすべての状態それぞれを根として持つようなゲーム木を作成し、それぞれの探索結果を集計することを試みている。集計方法として、

- ① ゲーム木ごとに最高の評価値を取る着手を求め、多数決を取る
- ② すべてのゲーム木の中で最小評価値が最大となる着手

の2つを比較し、これら2つの手法を直接戦わせた場合に有意な差は見られなかったものの、その他の単純な戦略に対する勝率で②の方が有力であるとしている。

また、川上ら[11]はガイスターに対するゲーム木探索について様々な考察をしている。この研究では、先の研究に加えて、

- ③ すべてのゲーム木の評価値の平均が最大となる着手
- ④ 相手の未判明の駒を紫駒としたゲーム木探索

の2通りの手法について比較しており、②と④が強く、特に④は探索時間が大幅に削減できることを示している。また、評価関数についても検討しており、青駒の個数と出口マスまでの距離のどちらを重視すべきか比較しており、青駒の個数を重視すべきと結論づけている。

④の手法を採用したAIは過去のAI大会で複数回優勝をしており、現状のガイスターAIでは最も強いもののひとつであると考えられる。しかし岸野ら[12]により、ごく単純な推定にとっても弱いことや、人間と対戦した場合に勝ち越すことはできていないことが報告されている。

3.1.2 機械学習を用いた AI の研究

佐藤ら[6]は自己対戦により行動価値関数を学習することで強いガイスターAIの構築を試みている。この研究では、行動価値関数の近似として自己対戦によるニューラルネットワークの学習を行っている。ネットワークの入力には、局面の情報やPrototype Based Learning (PBL)という手法を用いた駒色推定の推定値を用いており、学習を効率的に行う工夫として、勝利条件の変更や合法手への制限などを行っている。学習したネットワークを用いたプレイヤーは、序盤定石やブラフの獲得が見られたものの、ランダムプレイヤーに勝ち越すことができず強さについては十分ではなかった。しかし、紫駒を用いた必勝手探索と組み合わせることでモンテカルロ木探索を用いたプレイヤーに勝ち越すことができたと報告している。このことから、必勝手探索を行うことは強さに大きく関係すると予想される。

また、木村ら[13]は Alpha Zero のアルゴリズムをガイスターに適用することを試みている。相手の駒の色が互いにわかっているという完全情報ガイスターを定義し、これに Alpha Zero アルゴリズムを適用しネットワークの学習を行っている。実際のガイスターへの適用では、ルールベースによる駒色の推定を行い、推定値を用いて局面を完全情報ガイスターへと変換して学習したネットワークにより着手の決定を行っている。

作成した AI は、既存の有力な AI との対戦実験で末續らによるルールベースのプレイヤーとは五分の勝敗であったが、川上らによるゲーム木探索ベースのプレイヤーには負け越す結果となっていた。

3.1.3 ルールベースによるガイスターAI の研究

末續ら[7]はルールベースによるガイスターAI の構築を試みている。具体的には次のようなルールを用いている。

- ・ 初期配置の限定。駒の初期配置について、前の駒がぶつかり合いやすいことを考慮し、赤駒が前に多く置かれるような配置に限定する。
- ・ 相手の駒色の推定。駒の接敵状況の変化や移動方向に応じて、駒それぞれに割り当てた青らしさを示す値を増減させることによって相手の駒色を推定する。
- ・ 必勝手の探索。必勝となる局面をデータベース化しておき、該当する局面ではその必勝手を採用する。
- ・ 自駒の保護。自分の青駒が残り一つで相手の駒と隣接している場合に、その駒が取られないように動く。
- ・ 推定値と残り駒数に基づいた駒取りの実行。相手の残り青駒と赤駒の数に応じて、n 番目に青らしいと推定している駒を取れる状況であれば取る。
- ・ キーパーの位置調整。自分側の出口マスに駒を常駐させることで、相手の脱出を防ぐ。所定の位置から移動していた場合は、元の位置に戻す。
- ・ 戦型の前進。ほかに取るべき行動がない場合は、キーパーを除く最後列の駒を前進させることで、全体的に戦型を前進させる。

この AI は、過去の AI 大会で複数回優勝しており、川上らのものと並び、現在最も強い AI の一つである。

3.2 ガイスターの駒色推定に関する研究

3.2.1 機械学習を用いた推定

Aiolfi ら[14]はガイスターにおける駒の特徴を表す要素を提案し、棋譜から青駒と赤駒それぞれについて提案した要素をベクトル量として、対局中の各駒が持つ要素がどちらのベクトルに近いことによって推定する手法を提案している。具体的な行動分類を表 3-1 に示す。

Aiolfi らの手法は対局が進むにつれ推定精度が非常に高くなることを示している。しかし、この手法は事前に学習のための棋譜データを必要としており、本研究で対象とする人間同士の対戦棋譜はほとんど存在しないことから、採用することは難しいと考えられる。

表 3-1 駒の特徴を表す要素

初期配置	横移動回数
一手目で動かしたか	駒取り回数
二手目で動かしたか	隣接状態からの離脱回数
前進回数	隣接状態の保持回数
後退回数	隣接状態から別の駒と隣接

3.2.2 モンテカルロ法を用いた推定

三塩ら[9]は UPP (Using Past Playout) というモンテカルロ法を用いた駒色推定手法を提案している。

UPP とは、

1. 前回のプレイアウト結果から、一手前と二手前の着手が実際に指された手と一致するものを取り出す。
2. 直前に相手が動かした駒について青駒と仮定したものと赤駒と仮定したものに分け、それぞれの勝率を求める。
3. 求めた勝率が青駒と仮定した場合のほうが高ければ、その駒を赤駒と仮定したパターンの有力度を上げ、赤駒と仮定した場合のほうが高ければ、その駒を青駒と仮定したパターンの有力度を上げる。
4. 求めた有力度に応じてパターンに対してプレイアウトの割り当てを行う。
5. 1 に戻る。

という手法である。同手法を用いたプレイヤは、同一思考時間という条件の下での対局実験で、同手法を用いない原始モンテカルロプレイヤに勝ち越しており、モンテカルロ法を用いて未知情報の推定が可能であることを示している。

鴛淵ら[15]は局面を相手の視点から見ることによる推定手法を提案している。相手の動かした駒の色が青の場合と赤の場合それぞれについてモンテカルロ法で着手を評価し、青の場合の評価が高ければ青、赤の場合の評価が高ければ赤と推定する。この手法は、モンテカルロ法を用いたプレイヤに対する推定において 7~8 割以上の推定精度を達成しており、非常に精度が高い。

しかし、推定に使うアルゴリズムと推定対象のアルゴリズムが一致していることから、精度が高いことは自然であると考えられる。また、駒色ごとの評価値の差の大きさを考慮せず、閾値によって青か赤かの 2 値でしか推定を行っていないことや、着手で動かした駒以外については推定を行っていないこと、過去の推定結果は破棄していることなど、多くの改善点があると考えられる。

3.3.3 必勝手に基づいた推定

末續ら[16]は必勝局面を利用した敵駒推定手法を提案している。ガイスターではある駒が青であれば必ず脱出可能な局面、すなわち必勝手が存在するかもしれない局面が存在する。

具体例を図 3-1 に示す．このとき，相手の A を青駒であると仮定すると前進させれば取られることはなく，また自分のどの駒よりも早く脱出できるため必勝手となる．反対に A を赤駒であると仮定すると必勝手とはならない．すなわち，この局面で前進させなかった場合，A は赤駒であると断定することができる．

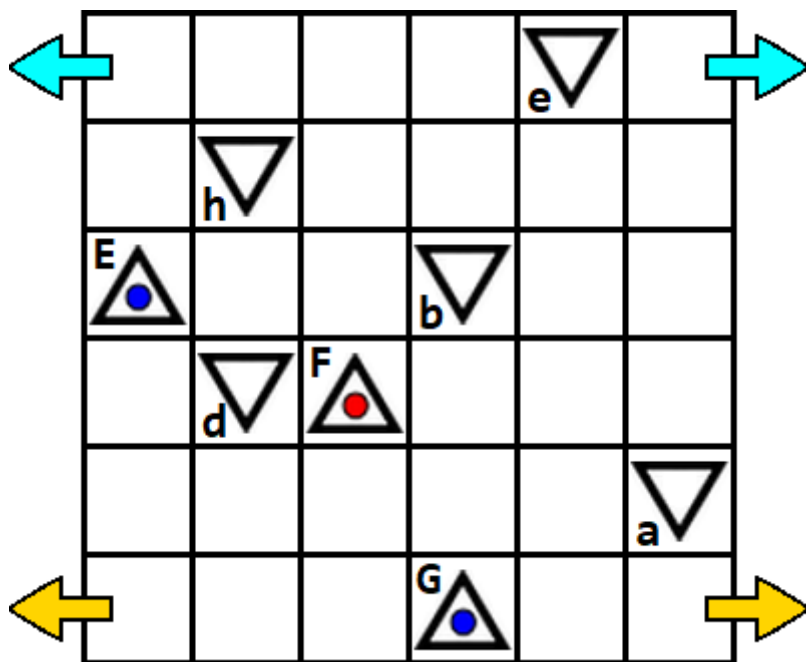


図 3-1 必勝手が存在するかもしれない局面の例

4章 予備実験

4.1 目的

人間に手強く感じさせることを目的としたガイスターAI の開発にあたり，具体的にどのようなことを考慮すればよいのかを明らかにする必要がある．そこで，実際に人間同士でガイスターをプレイしてもらい，プレイ中の思考を発話させることで，着手の決定や相手の行動に対する反応を調査する，

4.2 手法

4.2.1 実験条件

実験は電気通信大学の男子学生 3 名を参加者として，それぞれがインターネットに接続可能な任意の環境で対戦させた．

対戦は各組合せ先後 1 局ずつ，持ち時間は無制限で行った．

4.2.2 実験手順

- ① 実験内容の説明する．
- ② プレイヤと個別に Skype で接続し，対戦中の思考過程をすべて発話させて，その音声
を録音する．
- ③ 各対戦終了後に感想戦として，対戦者同士で会話をさせて録音する．

4.3 結果

実際に得られた発話データの一部を表 4-1 から表 4-3 に示す．

表 4-1 発話データ 1

AFC の 3 駒で，ちょっと取っていかうかなと思います．
A を前に出してきたってことは，一応青である確率がちょっとだけあるということで，
こっからどう攻めてくるかですかね．横に動かしてゴールに近づけていくか，D の前
において，まあブラフ（はったり）をかけていくかのどちらか．
[相手の着手：A を自分の D に隣接させてくる]
その可能性が的中したと．この場合 D は取られてもいいんで，AFC で攻めて行きます．
こっちの作戦で考えていることとしては，G と H を取ってゴールに進めていきたいって
ことなんで，最悪の手として考えるのは，A と G と H が全部赤でした．っていうことな
んですけど．
確率としては結構低い気がするんで．F で G 攻めて行こうと思います．

表 4-2 発話データ 2

なんか露骨に攻めてくるものが赤って相手は考えてるんだったら。
多分考えてる。だから B を取らない。と僕は思います。
だからさっきから B 取ってないわけであって。
もしこっちも露骨に駒を動かしたら、前に動かしたらこれも赤って信じてくれるんじゃないか。
もし A をこのターンスルー（取らないと判断）したなら結構勝ちが、見えてくるんじゃないでしょうか。
[相手の着手：A を取る]
だめみたいですネ。
じゃあもう一段階ブラフを仕掛けていきましょう。

表 4-3 発話データ 3

B を出して、赤がある方向に誘導します。
取られても、赤に近くなるので、いいでしょうということで。
最初に赤取っちゃったんで相手は、ちょっとやりにくいんじゃないかな。
どっちも取られるとどっちも取られたで、だいたいちょっと辛いことになるね。
駒数的にだいたい不利になってしまうんで。
[相手の着手：B を取る]
どっちも取っちゃった。どうしよう。
あれ、これ B に蹂躪されて、終了。あの B どうすればいいんだ。
そういう戦法に対しとらなきやいけない決断は、なんだ。
A、E とってくれること期待して。D と H 前に出して。

発話データ 1 においては、被験者はまず AFC の 3 つの駒を使って攻めていこうという作戦を立てており、また相手の行動について 2 通りの予測を行っている。そして、相手の行動が予測通りだったことで、事前に考えていた作戦をそのまま展開しようとしている。

発話データ 2 においては、相手の駒推定に関する予測を行っており、その裏付けとして過去の行動について言及している。そして、そこから相手の行動を予測してブラフを実行している。しかし、実際の相手の行動は予測していたものと異なるために、さらにブラフをかけるという作戦を新しく立てている。

発話データ 3 においては、相手の行動を誘導するための手を指しているが、相手は駒を取ることをためらい、その誘導には相手は乗らないだろうという行動の予測を立てており、予測が外れたことにより動揺している様子が見られる。その後、改めて相手の行動に期待し

て作戦を立て直そうとしている。

4.4 考察

前節で示した発話データではいずれも、

- ① 相手の行動を予測して着手を決定する。
- ② 相手の行動が予測と一致しているか確認する。

という流れが存在している。このとき②の行動が予測と一致していれば、事前に考えていた作戦を実行し（発話データ 1）、一致しなければ新たな作戦を考える様子（発話データ 2, 3）も確認できる。また、発話データ 2 では相手の行動予測を行う際に以前の相手の着手から戦略を仮定している。

これらを統合すると、プレイ中の思考の大枠は次のような流れになっているのではないかと推測される。

- ① 相手の戦略を推定し、駒色や着手を予測する
- ② 予測と実際の相手の着手を比較し相手の戦略推定を更新する
- ③ 推定した相手の戦略に応じて自分の戦略も更新する
- ④ 更新した自分の戦略に基づいて着手を決定する

この推測に基づくと、相手の戦略がわかりやすければ、駒色の推定や行動の予測が簡単になり、反対にわかりにくければ駒色の推定や行動予測が困難なものになる。また、ガイスターでは取るまで相手の駒の色がわからないため、ほとんどの局面において絶対的な正解の手が存在しない。そのため、相手の戦略を推し量ることが自分の戦略を決定する上で重要になると考えられる。

以上を踏まえると、相手が「戦略を見破ることを困難にする」ことは戦略を立てにくくさせることにつながり、人間との対戦において手強さを感じさせることに関係すると推測される。

5章 提案手法

5.1 概要

予備実験の結果より、手強さを感じさせるためには、AI 自身の戦略を見破られにくくすることを実現する必要があると考えられる。また、栃川ら[17]によりガイスターにおいては相手の駒の情報がわかっているほど勝率が高くなることが示されており、相手の駒色を正確に推定することはAIの強さを向上させ、結果として手強さを感じさせることにつながる。さらに岸野ら[12]の研究では、AI 相手に駒色が容易に見破れることで勝つことも容易になってしまうことが示唆されており、自分の駒の色をわかりにくくすることも手強さを感じさせるためには必要であると考えられる。そこで本研究では、

- ・ 相手駒色の正確な推定
- ・ 自駒色の推定されにくさ
- ・ 戦略の見破られにくさ

の3つを手強さを感じさせるために必要な要素と定め、これらの実現を目指す。まず、相手駒色推定手法にはベイズ推定を採用する。また、同手法を自らの着手に適用することにより、自駒色に対する相手からの推定のされやすさを考慮する。互いの駒に関する推定値を用いた木探索を行い、探索結果を基にした重み付き乱択によって着手を決定することで戦略を見破られにくくする。

5.1.1 ベイズ推定を用いた駒色推定

鴛淵ら[15]の手法では、相手の直前の着手で動かした駒について駒の色ごとの妥当性に基づいて推定を行っていると考えることができる。また、末續らの手法も同様に青色であれば必勝手であるという妥当性に基づいて推定を行っている。

しかし、これらの手法では相手が直前に動かした駒のみを推定の対象としている。そこで本研究では、駒色パターンそれぞれにおける着手の妥当性を考慮することで、全体の駒色を推定する手法を提案する。具体的には、ある駒色パターンにおける着手選択確率を尤度とするようなベイズ推定によって実現する。

着手をを用いた推定値の更新式は以下のとおりである。

$$P(X|H) = \frac{P(H|X)P(X)}{P(H)}$$

X : 駒色パターンの確率 H : 着手

この時、尤度 $P(H|X)$ は次の手順で決定する。

- ① 現局面での自駒色を X 、盤上の相手駒色を紫として、深さ 2 のゲーム木探索を行う。

- ② $\frac{\text{着手 H の評価値}}{\text{全着手の評価値の合計}}$ を着手の選択確率 = 尤度 $P(H|X)$ とする。

5.1.2 推定値を用いた木探索

ガイスターにおける既存の木探索手法は、相手の駒色の扱い方については考慮しているのに対し、自分の駒色は相手にすべてわかっているという状態で探索を行っていた。そのため、相手が自分の駒色がわかっているという前提で着手を決定するようになり、青駒と赤駒の動きに差が生じていたと考えられる。具体例を図 5-1 に示す。これは序盤に駒を隣接させないように前進させ、互いに出方をうかがっている局面である。ガイスターでは一般に相手の青駒を取ることは有利な行動であり、相手の赤駒を取ることは不利な行動とされ、既存手法における評価関数もそのような設計となっている。そのため、このような局面において既存の探索手法では、青駒である B や C を前進させれば取られてしまうと判断し、赤駒である A や D は前進させても取られないと判断する。結果として、B や C を前進させる手を指すことがなくなり、相手は B や C が青だろうと容易に推定できてしまう。

そこで、本研究では自分の駒色に対する推定値を導入した木探索を提案する。具体的なアルゴリズムを以下に示す。

- ① 現局面における自分のすべての合法手について、その手を指した場合の推定値を 5.1.1 の手法によって求める。
- ② ゲーム木の根局面として、自分の駒を含め盤上に存在する駒の色をすべて未判明とした局面を与える。
- ③ ゲーム木探索を実行し、木の展開時に駒色の判断が必要となった場合、具体的には駒取りが発生する場合と駒が出口上にある場合に、その駒が青であるとした状態と赤であるとした状態に分割して展開する。
- ④ 既定の深さまで木を展開後、局面を評価する。
- ⑤ 評価値とその評価値を得た局面を上ノードに伝播する。このとき、③で分割していたノードでは、推定値によって評価値に重みづけする。
- ⑥ 各合法手に対する評価値が最大となった局面を、自分の駒色を正確なものに置き換えた局面に変換して評価を行う。

提案手法による探索を図 5-1 の局面に適用した場合を例に示す。図において B を前進させる手に推定を適用すると、c に隣接させる手であることから B を赤駒に含む駒色パターンの推定値が高くなる。このとき、探索において B を青とした局面よりも赤とした局面の評価値が優位になり、相手は B を取らないという探索結果を得る。その結果、青駒であっても相手駒に隣接させるような手を指し得るようになることで、相手からの自分の駒に対する推定を困難にする。

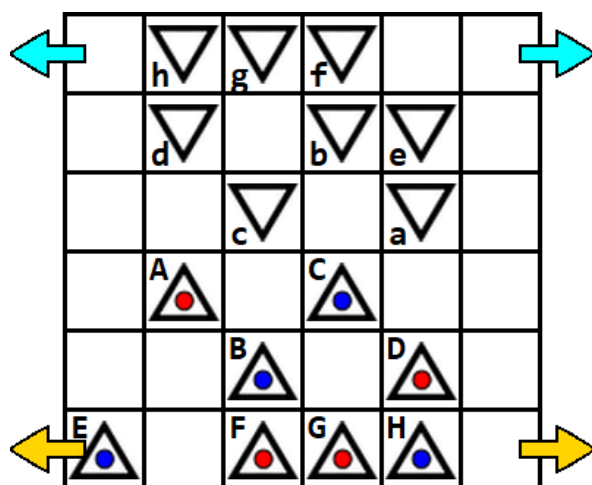


図 5-1 探索を適用する局面の例

5.1.3 評価値を基にした重み付き乱択による着手決定

同じような局面において同じような手しか指さなければ、相手に行動が容易に読まれるようになり、戦略が推定されやすくなることにつながると考えられる。これを防ぐことを目的として、着手の決定に乱数を導入する。

具体的には、候補手を評価値最大の手のみに限らず、最大の評価値-0.2 以上の評価値となる手を候補手として、評価値が高い手ほど選択されやすいように重みづけてランダムに着手を選択する。これにより、類似局面に対する着手にばらつきを生じさせ、戦略の推定を困難にする。

5.2 評価関数

提案手法において、局面の有利不利を評価するための評価値は、勝ち=1、負け=-1 として、有利であるほど 1 に近く、不利であるほど-1 に近い値を取るような評価関数によって求める。評価に用いる要素には、互いの取った駒の色と数とそれぞれの駒の盤上の位置を用いる。互いの取った駒の色と数に関する評価は、相手の青駒を取るほど有利、赤駒を取るほど不利、自分の青駒を取られるほど不利、赤駒を取られるほど有利な局面であると考え、それぞれの個数を加減算したものの定数倍とする。駒の盤上の位置に関する評価は、駒の色を問わず出口に近いほど有利であり、特に自陣から見て奥の位置は相手の駒に隣接するリスクが高くその位置に存在することが難しいことから価値が高いと考え、盤面上の座標を表 5-1 に示す値を割り振り、その和とする。

具体的には以下の式で求める。

$$\left(\text{取った青駒数} - \text{取った赤駒数} - \text{取られた青駒数} + \text{取られた赤駒数} \right) \times 0.05$$

+ 各駒に対する表 5-1 に示す座標に応じた値の和

表 5-1 駒の座標に対する評価値

0.150	0.100	0.050	0.050	0.100	0.150
0.050	0.035	0.015	0.015	0.035	0.050
0.025	0.010	0.005	0.005	0.010	0.025
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

5.3 実装

アルゴリズムの詳細は以下のとおりである。

① 必勝手を探す。

紫駒探索を用いて必勝手を探す。探索の深さは 0.2 秒を閾値とした反復深化によって決定する。見つかった場合はその手を即座に指す。見つからなければ②以降を実行する。

② 相手の着手から相手の駒色の推定値を更新する。

相手の着手の前後の状態から相手の着手を求め、5.1.1 の手法により相手の駒色の推定値を更新する。

③ 自身の合法手それぞれについて、着手した場合の自分の駒色に対する推定値を求める。

現在の局面から自分が指せる各着手について、その手を指した場合に自分の駒色がどのように推定されるかを求めておく。

④ ②③で求めた推定値を用いて 5.1.2 で示した探索を行う。

⑤ ④で得られた評価値を基に着手を決定する。

このとき、5.1.3 で述べたように評価値に応じて候補手に重みづけを行い、乱択によって着手を決定する。

⑥ 選択した着手を指した場合の推定値で、自駒色パターンの推定値を更新する。

6章 既存 AI との対戦実験

6.1 目的

提案手法を導入した AI (以下, 提案 AI) を, 過去のガイスターAI 大会で優勝している AI と対戦させることで, どの程度の実力を有しているのかを検証する.

6.2 対戦 AI

対戦は川上らの開発した AI[11] (以下, 紫 AI) と末續らの開発した AI (以下, 立木 AI) の 2 種類を行った. それぞれの AI の特徴を以下に示す.

- ・ 紫 AI

過去のガイスターAI 大会で 2 度の優勝を収めている.

相手の未判明の駒を全て紫駒として扱い, ゲーム木探索を行う. 評価関数には, 自分の残り青駒数と互いのすべての駒の出口までの距離を用いている. 紫駒の性質上, 相手の駒を取らないと負けるという状況まで駒を取らず, 自青駒を相手の駒から遠ざけようとするため防御的な AI であるといえる.

相手の駒色についての推定は行っていない, 自分の駒の色による動きの差が大きい, 同一局面では同一の着手しか指さないなど, 本研究で定めた手強さを感じさせるために必要な要素をいずれも満たしていない AI である.

動作時のパラメータとして探索の深さを設定可能であるが, 検証を行ったところ, 深さ 8 以上だと局面によっては 1 手 1 分以上の長い時間を必要とするため, 本研究においては深さ 7 で動作させている.

- ・ 立木 AI

過去のガイスターAI 大会で 3 度の優勝を収めている.

関連研究で示したルールに従うルールベース AI である. 出口を守るための 2 つの駒を除いて, 全体的に駒を前に進めるため, 攻撃的な AI であるといえる.

駒の隣接状況などによる相手駒色推定を行っている, 自分の駒の色による動きの差は小さい, 戦略は一通りであるが駒の進め方にはランダム性があるなど, 本研究で定めた手強さを感じさせる要素をほとんど満たしている AI である.

6.3 結果

各 AI と先後 50 局, 計 100 局の対戦を行った結果を表 6-1 に示す. また, 勝敗条件の内訳を表 6-2 に示す.

表 6-1 AI との対戦結果

対戦相手	紫	立木
勝利	32	38
敗北	67	62
引分	1	0

表 6-2 勝敗条件の内訳

対戦相手		紫	立木
勝利条件	脱出させる	30	24
	青を 4 つ取る	0	1
	赤を 4 つ取らせる	2	13
敗北条件	脱出される	53	45
	青を 4 つ取られる	5	15
	赤を 4 つ取る	9	2

6.4 考察

対戦の結果として、提案 AI は既存の有力な AI との対戦では有意に負け越した。原因としては探索深さの制限や評価関数の設計、推定の誤りなどがあると考えられる。

この結果から、純粋な強さという意味で提案 AI は十分なものではなく、先に述べたように改善の余地があると考えられる。しかし、人との対戦を想定して導入した提案手法が必ずしも AI に有効であるとは限らないため、人との対戦結果が同様のものになるといえるわけではない。むしろ、評価実験において既存 AI よりも良い評価を得ることができれば、提案手法が AI 自体の強弱以上に人間相手に有効であることを示すことが可能である。

7章 評価実験

7.1 目的

本実験では、提案 AI と既存の AI それぞれを人間と対戦させて、手ごわさや面白さの感じ方についての評価を行い、提案手法の有効性を検証する。

7.2 手法

7.2.1 実験条件

被験者はガイスターの経験を問わず、成人している電気通信大学の学生 8 名とした。

評価の際の比較対象には、紫 AI と立木 AI を用いた。

対戦回数は各 AI それぞれ 10 戦、計 30 戦とし、対戦させる順序は順序による影響を考慮し、被験者ごとに異なるものとした。

また、一人目の被験者であった被験者 A の結果において、AI の思考時間が影響していることが示唆されたが、思考時間は本研究の提案手法に含まれていない。提案 AI は局面に応じて 2~6 秒の思考時間を要するのに対し、紫 AI は平均して 1~2 秒、立木 AI は常に 1 秒未満の思考時間である。そのため、被験者 B 以降の実験では、紫 AI と立木 AI のプレイにサーバ側で 2~6 秒のランダムな遅延を与え、被験者の感じる AI の思考時間に関する条件を揃えた。

実験では 3 種類のアンケートを用いた。

- ① 事前アンケート：被験者のゲームプレイに関する情報を回答させ、②③の結果との関係を調査した。
- ② 対戦アンケート：対戦ごとに、その対戦で感じた手強さと AI の戦略のわかりやすさ、対戦の面白さを 5 段階で評価させ、自由記述による感想を回答させた。評価と回答がどのように推移するかとその要因を調査した。
- ③ 事後アンケート：全対戦終了後にそれぞれの AI について、手強さと面白さの 5 段階評価と自由記述での感想を回答させ、相対的な評価や最終的な印象を調査した。

7.2.2 実験手順

① 実験環境の準備

本実験ではリモートで対局を行うため、事前に対局サーバへの接続クライアントを各自の環境に導入し、接続確認を行った。また、ガイスターのルール動画を視聴させ、比較的弱い AI を 2 種類用意し、事前にそれぞれの AI と最低 3 試合ずつ対戦させた。

- ① 実験内容の説明と同意書への記入
- ② ルールの確認と接続確認
- ③ 事前アンケートの回答

④ 対局と対戦アンケートの回答

⑤ 事後アンケートの回答

7.3 結果と考察

7.3.1 事後アンケートの結果と考察

まず、事後アンケートによって得られた各 AI の総合的な評価を表 7-1 に示す。提案 AI の評価の平均は、手強さ面白さともに紫 AI より高く立木 AI と同じとなっている。提案 AI と立木 AI は 5.1 節で定めた「手強さを感じさせるために必要な要素」をすべて満たしているのに対し、紫 AI は一つも満たしていないことから、これらの要素の重要性が実証されたと考えられる。また、評価のばらつきは紫 AI、提案 AI、立木 AI の順に大きく、提案 AI に対する評価は高評価の A、B、D、E、G と低評価の C、F、H に二分されている。

評価が低くなった原因としてまず考えられるのは、これらの被験者が提案 AI に対して簡単に勝ててしまったということである。被験者の各 AI に対する勝率を表 7-2 に示す。C、F、H はいずれも提案 AI に対して 8 割以上の高い勝率を記録しており、勝率と評価の関係を示唆している。一方で、被験者 A は提案 AI に対して 8 割の勝率を記録していながら手強さの評価を 5 としていることや、被験者 F が立木 AI に対して最も高い勝率を記録しているにもかかわらず最も手ごわいと評価しているなど、勝率と評価は必ずしも一致していない。そのため、評価が低くなった原因には勝率以外の要素もかかわっていると考えられる。そこで、評価の低かった被験者と提案 AI の対戦の記録を調査した。

表 7-1 事後アンケートによる各 AI の評価

	手強さ			面白さ		
	提案	紫	立木	提案	紫	立木
A	5	3	2	4	5	3
B	4	1	5	5	1	2
C	2	4	4	2	5	4
D	4	2	4	4	1	4
E	5	4	3	5	4	5
F	2	1	4	3	1	4
G	4	1	2	5	1	4
H	1	5	3	2	5	4
平均	3.375	2.625	3.375	3.750	2.875	3.750
標準偏差	1.409	1.495	0.992	1.199	1.900	0.829

表 7-2 被験者ごとの AI に対する勝率

	提案	紫	立木
A	0.8	0.8	0.8
B	0.5	0.7	0.4
C	1.0	0.7	0.7
D	0.6	0.8	0.8
E	0.7	0.7	0.9
F	0.8	0.8	0.9
G	0.6	0.8	0.8
H	0.9	0.5	0.7

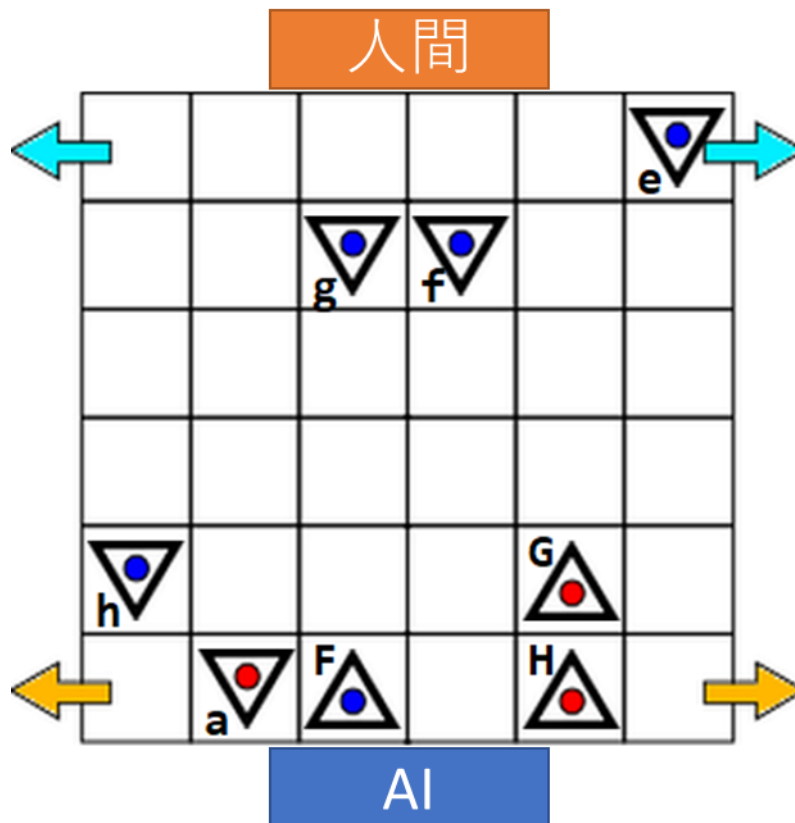


図 7-1 赤駒を盾にして脱出する局面

調査の結果、評価の低かった被験者のうち C と F は、提案 AI が積極的に駒を取る戦略であると考え、赤駒を隣接させることで赤駒を 3 つ取らせ、残り一つの赤駒で守りながら青駒を脱出させるという戦略をとっていたことが明らかとなった。これは相手の戦略を見破ることで自分の戦略が容易に決定可能となるという予備実験での予想に一致する。また、提

案 AI は青駒と赤駒を平等に相手の駒に隣接させており、相手があまり推定を行わず積極的に駒を取るようなプレイをすると、結果として青駒を取られやすくなり不利になりやすいことが確認された。これらの特徴が典型的に現れている局面を図 7-1 に示す。図 7-1 は被験者 C との対戦において実際に見られた局面である。この局面において AI 側はすでに赤駒を 3 個取っており、赤駒 a を取るができない。そのため、青駒 h の脱出を防ぐことができず、負けが確定している局面となっている。また、AI 画が取られた駒を見ると青駒 3 個、赤駒 2 個となっており、青駒が残り 1 個であることに加え、駒の総数も 3 個と非常に劣勢であるといえる。

これらの問題は、提案 AI の評価関数の設計に原因があると考えられる。提案 AI の評価関数では、赤駒を 3 つ取った状態に対する評価値は -0.15 となるが、ガイスターの対戦において赤駒を 3 つ取ってしまった状態は、駒を取ることが即負けにつながるリスクの高い状態であるといえる。そのため、指数関数のように取った赤駒数が多いほど大きく値が増加する方が自然であり、赤駒を安易に取ってしまう動きを抑制可能であると考えられる。また、提案 AI の評価関数には駒の総数に対する評価が存在しない。ガイスターは、一度取られた駒が盤上に戻ることはないことや、一つ一つの駒の動きが同一であることから、駒の総数が多いほど実行可能な戦略が増え有利となる。そのため、駒の総数が多いほど評価が高くなるように設計することで、序盤から駒を取らせに行こうとする動きを抑制可能であると考えられる。

8章 追加実験

8.1 目的

評価実験の結果を踏まえ、提案 AI の評価関数を改良し、改良後の AI（以下、改良 AI）と改良前の AI（提案 AI）それぞれを人間と対戦させて、手ごわさや面白さの感じ方についての評価を行い、改良の有効性を検証する。

8.2 評価関数の改良

評価実験で低評価となった被験者との対局から、「駒を取った数が増えるほど評価値の変化を大きくする」、「盤上の駒の総数が多いほど評価を高くする」という改良案が考えられた。これらを提案 AI の評価関数に導入し、評価値を求める式を以下のように改良した。

$$\left(\text{取った青駒数}^3 - \text{取った赤駒数}^3 - \text{取られた青駒数}^3 + \text{取られた赤駒数}^3 \right) \times 0.015$$

$$+ (\text{取った駒数} - \text{取られた駒数}) \times 0.025$$

$$+ \text{各駒に対する表 5-1 に示す座標に応じた値の和}$$

8.3 手法

被験者は評価実験に参加した電気通信大学の学生 8 名と完全に同一の 8 名とした。また、結果における被験者名についても評価実験と対応させている。

評価の際の比較対象には、評価実験で評価の高かった提案 AI と立木 AI を用いた。

対戦回数は各 AI それぞれ 10 戦、計 30 戦とする。対戦させる順序は、順序による影響を考慮し、被験者ごとに異なるものとした。

また、立木 AI のプレイにサーバ側で 2~6 秒のランダムな遅延を与え、被験者の感じる AI の思考時間に関する条件を揃えた。

実験では 3 種類のアンケートを用いた。

- ① 事前アンケート：被験者のガイスターのプレイ経験を、対 AI についてと対人間についてそれぞれ回答させた。
- ② 対戦アンケート：対戦ごとに、その対戦で感じた「AI の手強さ」と「AI の戦略のわかりやすさ」、「AI の駒色のわかりやすさ」、「自分の駒色がばれていると感じたか」、「対戦の面白さ」をそれぞれ 5 段階で評価させ、自由記述による感想を回答させた。評価と回答がどのように推移するかとその要因を調査した。
- ③ 事後アンケート：全対戦終了後にそれぞれの AI について、手強さと面白さの 5 段階評

価とその理由、自由記述での感想を回答させ、相対的な評価や最終的な印象を調査した。

8.4 結果と考察

事後アンケートにおける各 AI への評価を表 8-1 に、各 AI に対する勝率を表 8-2 に示す。各 AI の評価の平均を見ると、手強さについては提案 AI が最も高く改良 AI は立木 AI と同値、面白さについては提案 AI、立木 AI、改良 AI の順に高いという結果となり、いずれについても改良 AI は最も低い評価となった。

改良 AI の評価は平均的に低い、中でも被験者 A、E、G の 3 名は手強さと面白さをいずれも 2 以下と評価しており、特に低い評価であった。そこで、この 3 名との対戦内容と感想に着目した。

まず、被験者 A は改良 AI との 1 戦目において、改良 AI は防御寄りの戦略を取っていると考え、2 戦目以降は複数の青駒で攻めるという戦略を取った。この戦略によって改良 AI に対して全勝したため手強さの評価が低くなっており、面白さの評価も勝ち方が常に一定であったことから低くなっていた。

次に被験者 E は、駒を取ることに消極的であるために、青駒の脱出を防ぐことができなくなるという特徴を発見しており、この特徴を利用して容易に青駒を脱出させて勝利させていた。その結果、被験者 A と同様に改良 AI に全勝しており、手強さと面白さいずれの評価も低くなったと考えられる。

最後に被験者 G は、最初の 2 戦は改良 AI に敗北したものの、青駒は自分の駒に隣接させて来ないのに対し、赤駒は隣接させてくるという駒の色による動きの特徴を発見し、赤駒を一つ断定してほかの駒を全て取るという戦略で残り 8 戦は全勝しており、そのため手強さと面白さをいずれも低く評価している。

3 名の被験者は、共通して早い段階で改良 AI の特徴を見抜き、それに応じた戦略を立てて高い勝率を記録していた。すなわち、改良 AI には明らかな特徴が表れてしまい、それが評価の低さにつながったといえる。このような特徴が表れてしまった原因は、評価関数への改良のうち駒の総数に対する評価にあると考えられる。

駒の総数に対する評価は、駒を取られすぎてしまうという問題を解決するために追加したが、改良 AI の着手を見ると、駒を取られることを極端に避けるようになり、駒を相手に隣接させるような手を指しにくくなっていた。そのため、駒を前進させるなどの攻撃的な手が少なくなり、相手が駒を取らざるを得ない状況になりにくく、赤駒を 3 つ取らせて駒を取ることを迷わせるような選択を迫る局面が少なかった。また、相手の駒が攻めてきても逃げる手を指すことが増えていた。その結果、相手の攻めに対応できないという状況が生じやすくなったと考えられる。また、提案 AI では青駒を隣接させても取られないと判断することで青駒と赤駒の動きの差を低減させていたのに対して、駒を取られると判断するために赤駒よりも青駒を隣接させないという動きの差も生じていた。

これらを改善する方法としては、駒を前進させる手の評価を高くするなどより攻撃的な

手の価値を高くすることが考えられるが、今回の改良がうまくいかなかったように、問題点を直接解消しようとするだけでは、ほかの問題が生じる可能性があるため、より慎重に改善案を検討する必要があると考えられる。

次に、提案 AI と立木 AI について評価実験との評価の差を表 8-3 に示す。ここで、評価値の変化は、手強さ、面白さともに 2 以上高くなっていれば評価実験から評価が向上、2 以上低くなっていれば評価実験から評価が低下したと考える。このとき、提案 AI の評価は被験者 C、H が向上、被験者 B、G が低下している。また、立木 AI の評価は被験者 A が向上、被験者 D、F が低下している。

表 8-1 事後アンケートによる各 AI の結果

	手強さ			面白さ		
	提案	改良	立木	提案	改良	立木
A	4	1	5	5	2	5
B	2	4	2	3	2	2
C	4	2	3	5	4	5
D	4	3	2	4	2	2
E	3	2	2	4	2	3
F	1	4	2	1	4	2
G	2	2	1	2	1	1
H	4	4	5	5	4	5
平均	3.000	2.750	2.750	3.625	2.625	3.125
標準偏差	1.118	1.090	1.392	1.409	1.111	1.536

表 8-2 被験者ごとの各 AI に対する勝率

	提案	改良	立木
A	0.8	1.0	0.4
B	0.6	0.6	0.6
C	0.9	1.0	1.0
D	0.7	0.8	0.7
E	0.9	1.0	0.8
F	1.0	1.0	1.0
G	1.0	0.8	1.0
H	0.9	1.0	0.8

同一の AI であるにもかかわらず、評価が変化している要因について調査した。まず、提案 AI の評価が向上した C と H はいずれも評価実験では提案 AI について、C「常に優勢であった」、H「劣勢になることがなかった」と言及しており、苦戦することなく勝てていた。C は赤駒を取らせる、H は駒を積極的に取るという戦略を実行しており、ほとんどの対戦でこの戦略が通用したことから評価が低くなったと考えられる。一方追加実験では、C は「試合展開が毎回違った」と言及しており、同一戦略での攻略はできていなかった。H は、「駒の色が試合終盤まで特定できないことがあった」と言及しており、駒を積極的に取った結果、赤駒を 3 つ取られ駒色の推定を必要とする局面が多くなっていた。

次に提案 AI の評価が低下した B、G は評価実験で提案 AI について、B「戦略がいくつかあったように思えた」、G「様々なブラフの仕掛け方をしてくる」と言及しており、対戦が単調にならなかったために良い評価となっていた。しかし、追加実験では、B「一定の戦略で相当な確率で倒せる」、G「脳死で突っ込んで勝ててしまう」と言及しており、対戦が単調となってしまっていた。

立木 AI については、評価が向上した A は評価実験では立木 AI について、「出口付近でキーパーのように居座る駒以外を取れば優位に進められた」と言及しており、相手の戦略を見抜いて対応できたために評価が低くなっていた。一方、追加実験では「8 戦目までで打ち立てた戦略が 9 戦目で打ち砕かれた」と言及しており、評価実験と同様の戦略が通用しない対戦が存在したために評価が高くなったと考えられる。

また、立木 AI の評価が低下した D、F は評価実験では立木 AI について、D「これまでの対局で赤駒が脱出口付近にいるときに取られないことが何度かあったので、青駒で速攻すればいけるのではないかと試してみたが駄目だった」、F「対戦によってバリエーションがあり面白いと感じた」と言及しており、攻略が難しかったために高い評価となっていた。しかし追加実験では、D「赤駒を前進させるだけで有利が取れる」、F「相手の防御が非常に弱く簡単に勝ててしまうことに気がついた」と言及しており、有効な戦略を発見したことが評価の低さにつながっていた。

これらの結果を総合すると、被験者の AI に対する評価は、対戦ごとに異なる戦略を試行し、相手に対して有効な戦略の検証を行い、有効な戦略が見つかったと、それを繰り返すことで対戦が単調になり評価が低くなるが、有効な戦略が見つからなければ、結果として対戦に幅が生まれ評価が高くなる。という傾向があると考えられる。しかし、試行する戦略が有効であるかは運によるところが大きく、相手がわからない状態から 10 戦程度では、有効な戦略を見つけられることもあれば、見つけられないこともあるために、このような評価の変化が起きたと考えられる。しかし、同一の AI とより多くの対戦を繰り返せば有効な戦略を見つけられる可能性は高くなる。そのため、継続的に対戦可能な AI を構築するには、AI 自身も相手の戦略を見極めるような機能を持つことや、複数の戦略を持つことなどが必要であると考えられる。

表 8-3 評価実験からの評価値の変化

	提案		立木	
	手強さ	面白さ	手強さ	面白さ
A	-1	+1	+3	+2
B	-2	-2	-3	0
C	+2	+3	-1	+1
D	0	0	-2	-2
E	-2	-1	-1	-2
F	-1	-2	-2	-2
G	-2	-3	-1	-3
H	+3	+3	+2	+1

9章 結論

本研究では、人間と対戦して手強さを感じさせるガイスターAIの構築を目的として、「ベイズ推定による相手駒推定」、「自己の着手に対する推定と互いの推定値を用いた木探索」、「重み付き乱択による着手決定」を導入したAIを提案した。提案手法を実装したAIを人と対戦させて感じる手強さと楽しさを評価させたところ、既存の有力なAIのうち木探索を用いたAI（紫）よりはよい評価となったものの、ルールベースを用いたAI（立木）とは同等の評価となった。また、提案AIに対する評価は被験者ごとの差が大きくなっていた。評価が低くなった主な原因としては、木探索における評価関数の設計に問題があり、有効な戦略を発見されてしまったことが挙げられる。評価関数の問題を改良した改良AIを作成し、同様に人と対戦させて評価を行ったが、改良によって新たな問題が生じ、改良前よりも低い評価となってしまったことから、問題点を直接解決するだけでは改良とならないことが示唆された。

今後の展望としては、まず評価関数の改良が挙げられる。改善点としては、より攻撃的な手の価値を高くするなどが考えられる。また、「相手の戦略を見破る」というような手強さを感じさせるための新たな要素や、本研究で定めた各要素を実現するほかの手法についても検討を行いたい。そのほか、本研究では基本アルゴリズムをゲーム木探索としたが、モンテカルロ法やモンテカルロ木探索などへも提案手法を導入可能であると考えられるため、基本アルゴリズムを変えた場合の有効性についても検証していきたい。

謝辞

まずは、本研究を進めるにあたり様々なご指導をいただきました，伊藤毅志准教授に心より御礼を申し上げます。

次に，研究や研究室での様々な活動において助力いただいた，伊藤毅志研究室の皆様に深く感謝いたします。

また，評価実験での使用をお願いした際に AI を快くお貸しいただいた国立情報学研究所の末續様，AI をオープンソースで公開してくださっている北陸先端科学技術大学院大学の川上様，両名に感謝申し上げます。

最後に，評価実験に被験者としてご協力いただいた皆様に感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 情報処理学会：情報処理学会-コンピュータ将棋プロジェクトの終了宣言，
<<http://www.ipsj.or.jp/50anv/shogi/20151011.html>>（参照 2021/01/24）.
- [2] David Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel, Demis Hassabis, Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature, Vol.529, pp.484-489, 2016
- [3] 松原 仁, ゲーム情報学：コンピュータ将棋を超えて, 情報管理, Vol.59, No.2, pp.89-95, 2016
- [4] David Silver, Thomas Hubert, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Matthew Lai, Arthur Guez, Marc Lanctot, Laurent Sifre, Dhharshan Kumaran, Thore Graepel, Timothy Lillicrap, Karen Simonyan, Demis Hassabis, A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play, Science, Vol.362, pp.1140-1144, 2018
- [5] メビウスゲームズ：ガイスター, <<http://www.mobius-games.co.jp/Gester.htm>>（参照 2021/01/24）
- [6] 佐藤 佑史, ガイスターにおける自己対戦による行動価値関数の学習, 電気通信大学修士論文, 2015
- [7] 末續 鴻輝, 織田 祐輔, 機械学習を用いないガイスターの行動アルゴリズム開発, GAT2018 論文集, 2018, pp.13-16, 2018
- [8] 伊藤 雅士, 大久保 壮浩, 木谷 裕紀, 小野 廣隆, ガイスターAI のキーパー戦略の有効性, 研究報告ゲーム情報学, 2019-GI-42, pp.1-7, 2019
- [9] 三塩 武徳, 小谷 善行, ゲームの不完全情報推定アルゴリズム UPP とそのガイスターへの応用, 研究報告ゲーム情報学, 2014-GI-31, pp.1-6, 2014
- [10] 川上 直人, 橋本 剛, ガイスターAI の研究, 情報処理学会研究報告, Vol.2018-GI-39 No.6, 2018
- [11] 川上 直人, 橋本 剛, 完全情報ゲームの探索を用いたガイスターAI の研究, ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集, pp.35-42, 2018
- [12] 岸野 圭汰, 川上 直人, 橋本 剛, ガイスターAI におけるブラフ戦略の提案, 研究報告ゲーム情報学, 2020-GI-43, pp.1-7, 2020
- [13] 木村 勇太, 伊藤 毅志, 深層強化学習を用いたガイスターAI の構築, ゲームプログラミングワークショップ 2019 論文集, pp.130-135, 2019
- [14] Fabio Aiolli, Claudio E. Palazzi, Enhancing Artificial Intelligence on a Real Mobile

Game, International Journal of Computer Games Technology, Vol.2009, 2009

[15] 鴛淵 隆斗, 佐藤 直之, ガイスターゲームにおけるモンテカルロ法を利用した駒推定及びブラフ手の生成可能性の検証, 研究報告ゲーム情報学, 2020-GI-43, pp.1-7, 2020

[16] 末續 鴻輝, 織田 祐輔, ガイスターにおける必勝局面を利用した敵駒推定, 研究報告ゲーム情報学, 2020-GI-43, pp.1-4, 2020

[17] 枡川 純平, 竹内 聖悟, ガイスターの初期盤面における相手駒推定の有効性, ゲームプログラミングワークショップ 2020 論文集, pp.10-15, 2020